

## АУТЕНТИФИКАЦИЯ ПО КЛАВИАТУРНОМУ ПОЧЕРКУ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

*Аннотация.* В данной работе проведено исследование применения разновидностей нейронной сети для распознавания образов. Выявлена основная методика обучения нейронной сети. Были проведены эксперименты, в ходе которого была определена наиболее эффективная модель нейронной сети, которая с наименьшим количеством ошибок выполняла аутентификацию по клавиатурному почерку.

*Ключевые слова:* информация; аутентификация; нейронная сеть; клавиатурный почерк; биометрическая характеристика.

Отождествление пользователя ЭВМ является первостепенной задачей при обеспечении информационной безопасности. Это сделать можно как при помощи традиционной парольной защиты, так и при помощи проверки психофизических параметров человека. В данной статье рассмотрена биометрическая система аутентификации, анализирующая динамический образ, который в свою очередь построен на анализе клавиатурного почерка. Клавиатурный почерк — динамическая биометрическая характеристика, которую описывают динамика ввода, скорость ввода, частота возникновения ошибки. В ходе выполнения исследования было разработано программное обеспечение, которое регистрирует все характеристики, описанные выше. В качестве парольной фразы могут быть как несвязные по смыслу буквы (20–42), так и произвольно генерируемый текст.

В ходе исследования рассматривались следующие типы нейронной сети: нейронная сеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки, иерархическая сеть, нейронная сеть Кохонена и нейронная сеть, у которой количество входных слоев прямо пропорционально количеству выходных. Для корректного обучения требовалось не менее 10–15 выборок временного интервала для каждого пользователя. Для того чтобы обучить сеть, нужно подготовить обучающие данные. В нашем случае тренировочные данные состоят из входных параметров — временного интервала каждого пользователя и желаемого результата (порядковый номер пользователя). В качестве данных для проверки предоставлялись три временных интервала между нажатиями клавиш для каждого из пользователей.

**Нейронная сеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки.** Количество итераций было выбрано 14 для получения оптимального результата. На рис. 1 ниже видно, что обучение остановилось при минимальном значении квадрата ошибки. На рисунке показано изменение коэффициента градиента по отношению к числу эпох. Конечное значение градиентного коэффициента при количестве эпох равное 14 составило 0,0021282, что приближено к нулю. Минимальным значением коэффициента градиента будет обучение и тестирование сетей. На рисунке видно, что значение градиента уменьшается с увеличением числа эпох.  $\mu$  — контрольный параметр для алгоритма, используемого для обучения нейронной сети. Выбор  $\mu$  напрямую влияет на конвергенцию ошибок.

Результат работы нейронной сети: 1.0447, 1.0375, 1.0072; 2.0398, 2.1344, 1.8649; 2.9377, 2.9987, 2.9965. Неточность в определении пользователя можно списать на недостаточный выбор метрики нейронной сети с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки и, как следствие, неправильное вычисление весовых коэффициентов.

**Иерархическая сеть.** Минимальное количество повторений парольной фразы, при которой удалось добиться корректной процедуры распознавания зарегистрированного пользователя составило пять раз. В ходе выполнения данного алгоритма на каждом шаге объединяются два кластера с наименьшим расстоянием между двумя другими кластерами. Максимальное количество пользователей, при котором возможна корректная аутентификация вследствие подчиненности иерархии, составило 50 человек.

**Самоорганизующаяся карта Кохонена.** В ходе проведения эксперимента было зарегистрировано три пользователя. Минимальное количество повторений, при котором пользователь должен вводить ключевое слово, составило 10 раз. При меньшем повторе парольной фразы наблюдались ошибки второго рода. При обучении нейронной сети обязательным условием следует указать общее количество выходов, которое равно количеству зарегистрированных

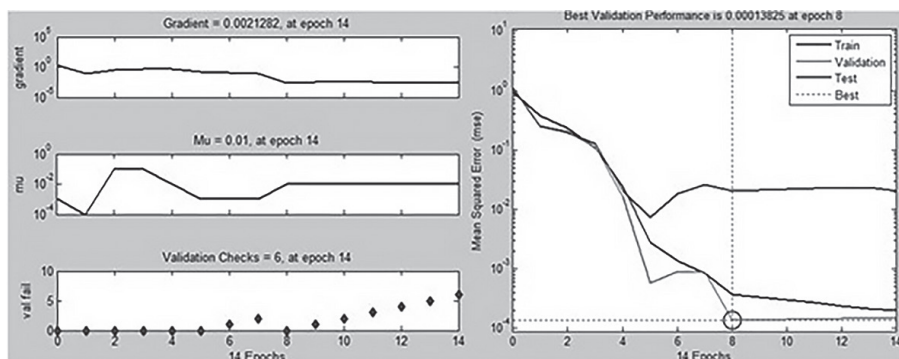


Рис. 1. Обучение нейронной сети

пользователей. На рис. 2 видно, что образовалось три кластера. Временные интервалы между нажатиями клавиш с помощью весовых коэффициентов сгруппировались вокруг зарегистрированных пользователей.

Основным применением данной сети является скрытый мониторинг компьютерных информационных систем безопасности.

**Нейронная сеть, у которой количество входов равняется количеству выходов.** Минимальное количество повторений парольной фразы, при которой удалось добиться корректной процедуры распознавания зарегистрированного пользователя, составило восемь раз. Каждому пользователю отведен свой выходной слой. Это позволяет исключить ошибки второго рода. Из каждого набора входных слоев выбирает ровно один вектор, который и характеризует данный слой.

В ходе проведенного исследования была выбрана нейронная сеть, которая оптимальным образом подходит для проведения аутентификации по клавиатурному почерку — нейронная сеть, у которой количество входов равняется количеству выходов. Она обладает достаточной устойчивостью и оптимально распознает зарегистрированных пользователей. Большим плюсом является большое количество пользователей при которой возможна корректная аутентификация. Существенным недостатком иерархической сети является малое количество пользователей, которое может обрабатывать данная сеть. Использование нейронной сети Кохонена возможно в качестве вторичной аутентификации, так как данная сеть не всегда способна отделить входные данные зарегистрированного пользователя от нелегитимного. Данная сеть хорошо показывает сам процесс кластеризации. Нейронная сеть с прямым распространением сигнала устойчиво распознает пользователей, но их количество, которое она может обработать, существенно ограничено.

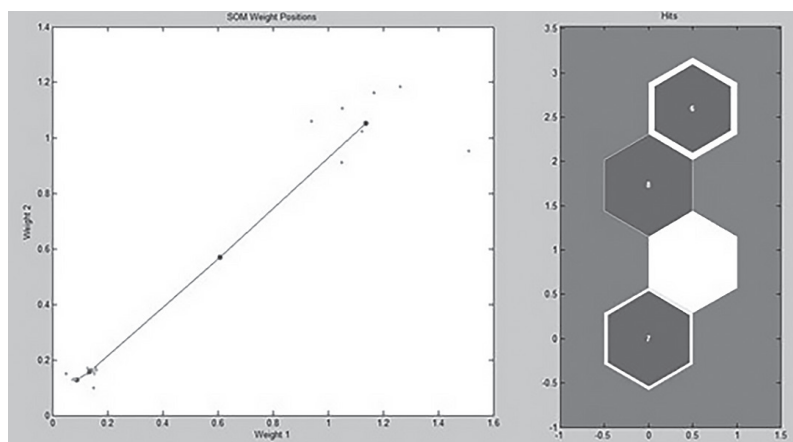


Рис. 2. Кластерное распознавание пользователей